

一种基于主分量分析的 SAR 图像变化检测算法

张辉 王建国

(电子科技大学电子工程学院 成都 610054)

摘要: 该文提出一种基于主分量分析(PCA)的 SAR 图像变化检测算法。该算法将 SAR 图像转化为列向量,对两个图像向量组成的矩阵进行主分量分解,其图像的变化部分则表征为矩阵的次分量成分。论文还研究了高效的 SAR 图像变化检测实现算法,最后通过与对数比方法和分块主分量分析法进行比较实验,实验结果证实了方法的有效性。

关键词: SAR 图像; 变化检测; 图像向量化; 主分量分析

中图分类号: TN957.52

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2008)07-1727-04

A SAR Image Change Detection Algorithm Based on Principal Component Analysis

Zhang Hui Wang Jian-guo

(College of Electronic Engineering, UESTC, Chengdu 610054, China)

Abstract: This paper presents an algorithm about SAR image change detection based on Principal Component Analysis(PCA). This method reshapes the SAR images matrix into vectors, and analyzes the matrix which is composed of the two vectors with PCA process, getting a conclusion that the minor component image is the change portion. This paper also realizes high-effectively the algorithm for SAR image change detection. Finally, compared with the methods based on the Log-Ratio and Multi-Block PCA, it is proved to be valid and effective.

Key words: SAR image; Change detection; Image vector; Principal Component Analysis(PCA)

1 引言

变化检测(change detection)技术用于对同一个区域,不同时间获取的两幅图像进行分析比较,获得其中的变化信息。合成孔径雷达(SAR)具有全天候,全天时的特点,是很好的变化检测信息源,研究SAR图像变化检测技术有着非常广阔的应用前景。例如对地震区域的定位和灾害评估、对农作物生长状况的监测等民用领域,变化检测技术在军事上也有着广泛的应用^[1]。

目前,常用的SAR图像变化检测方法有图像对数比值法、图像纹理特征法等。其中,图像对数比值法的检测效果易受相干斑噪声的影响,图像纹理特征法的检测效果与场景及选用的纹理特征量有关,算法的通用性和稳健性较差,且运算量大,不利于检测的实时实现。

Qiu等人将分块主分量分析(Multi-Block PCA)法应用于图像序列变化检测^[2],但没有给出方法的原理分析,并且没有考虑两图像向量能量之间的不一致性。本文应用图像主分量分析和图像形态学的方法,提出了一种新的SAR图像变化检测算法。新算法其主要思想是,对向量化后的两图像组成的矩阵进行主分量分解,通过数学推导和理论分析,发现:其主分量主要表征了两图的未变化部分,而次分量则可用于

表征图像的变化部分。对次分量再进行二值化、腐蚀和膨胀等处理后,得到SAR图像的变化检测结果。实验结果表明,新方法可以有效抑制SAR图像相干斑噪声的影响,提高变化检测的精度,并具有运算量小的优点。

本文的结构安排如下:第2节是本文的算法分析,第3节研究了SAR图像变化检测的高效实现算法,第4节是实验结果与分析,第5节是最后的结论。

2 算法分析

设同一区域、不同时段的两幅 SAR 图像为 $M_1 = \{M_1(i, j), 1 \leq i \leq I, 1 \leq j \leq J\}$ 和 $M_2 = \{M_2(i, j), 1 \leq i \leq I, 1 \leq j \leq J\}$, 通过图像矩阵 M_l 的向量化,将其表示为列向量 X_l , 即

$$X_l(n) = M_l(i, j) \quad l = 1, 2$$

其中

$$n = (i-1) \times J + j \quad (1)$$

如图1所示,通过寻找正交向量 V_P 、 V_M , 将 X_1 、 X_2 分别往 V_P 、 V_M 方向投影,使得主方向 V_P 的投影(主分量) X_{1P} 与 X_{2P} 能量之和与 X_1 、 X_2 的能量之和的误差最小,则 X_{1P} 、 X_{2P} 主要表征了两图像的共同部分, X_1 、 X_2 向次方向 V_M 的投影分别为 X_{1M} 与 X_{2M} 。即

$$X_1 = X_{1P} + X_{1M} \quad (2)$$

$$X_2 = X_{2P} + X_{2M} \quad (3)$$

令

$$\Delta \mathbf{X} = \mathbf{X}_2 - \mathbf{X}_1 \quad (4)$$

$\Delta \mathbf{X}$ 为图像的变化分量, $\Delta \mathbf{X}$ 往 \mathbf{V}_P 方向投影得到 $\Delta \mathbf{X}_P$, 往 \mathbf{V}_M 方向投影得到 $\Delta \mathbf{X}_M$, 即

$$\Delta \mathbf{X} = \Delta \mathbf{X}_P + \Delta \mathbf{X}_M \quad (5)$$

由式(2), 式(3), 式(4), 式(5)可得

$$\Delta \mathbf{X}_M = \mathbf{X}_{2M} - \mathbf{X}_{1M} \quad (6)$$

则 $\Delta \mathbf{X} \approx \Delta \mathbf{X}_M$, 即 $\Delta \mathbf{X}_M$ 近似为两图像的变化部分。

令 r 为两图像向量的能量比, 即 $r = \|\mathbf{X}_1\| / \|\mathbf{X}_2\|$, 则 $|1-r|$ 为两图像变化能量比; 令 E_r 为用 $\Delta \mathbf{X}_M$ 近似 $\Delta \mathbf{X}$ 的相对误差, 即 $E_r = \|\Delta \mathbf{X}_M - \Delta \mathbf{X}\| / \|\Delta \mathbf{X}\|$ 。进行蒙特卡洛实验可以得到 r 和 E_r 之间的关系曲线, 如图 2 所示。通常进行变化检测的两幅 SAR 图像之间发生变化的部分只占整个图像的小部分(一般不超过整个图像面积的 20%), 也就是说 r 接近于 1。当 $0 < |1-r| < 0.1$ 时, 从图 2 可以看到 $E_r < 0.213$, 所以 $\Delta \mathbf{X}_M$ 可近似为两图像变化的部分。

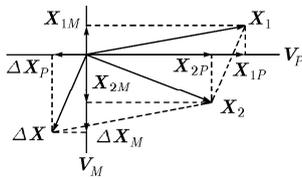


图 1 两图像向量的主次方向分解

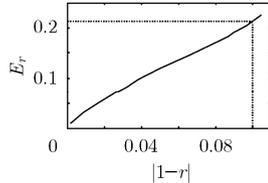


图 2 r 和 E_r 的关系曲线

算法的关键之处在于如何求出单位向量 $\mathbf{V}_P, \mathbf{V}_M$ 。下面分析如何计算 $\mathbf{V}_P, \mathbf{V}_M$ 。

令 \mathbf{v} 是 $m \times 1$ 维单位向量, $m = I \times J$, $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2$ 分别往 \mathbf{v} 方向投影得到 $\mathbf{X}_{1p}, \mathbf{X}_{2p}$, 设 F 为 \mathbf{X}_{1p} 与 \mathbf{X}_{2p} 能量之和, 即 $F = \|\mathbf{X}_{1p}\|^2 + \|\mathbf{X}_{2p}\|^2$, 则

$$\begin{aligned} F &= \langle \mathbf{v}, \mathbf{X}_1 \rangle^2 + \langle \mathbf{v}, \mathbf{X}_2 \rangle^2 = \mathbf{v}^T \mathbf{X}_1 \mathbf{X}_1^T \mathbf{v} + \mathbf{v}^T \mathbf{X}_2 \mathbf{X}_2^T \mathbf{v} \\ &= \mathbf{v}^T (\mathbf{X}_1 \mathbf{X}_1^T + \mathbf{X}_2 \mathbf{X}_2^T) \mathbf{v} \end{aligned} \quad (7)$$

那么要求的 \mathbf{V}_P 即是式(7)值最大时对应的 \mathbf{v} 。

令 $\mathbf{B} = \mathbf{X}_1 \mathbf{X}_1^T + \mathbf{X}_2 \mathbf{X}_2^T$, 对于 $\mathbf{X}_1 \neq h \mathbf{X}_2$, h 为实数, 显然 \mathbf{B} 的秩为 2, 即 \mathbf{B} 有 2 个非零特征值 λ_1, λ_2 , $\lambda_1 > \lambda_2 > 0$ 。则要找的单位向量 \mathbf{V}_P 就是 \mathbf{B} 经特征值分解得到的主特征值 λ_1 对应的特征向量 \mathbf{v}_1 , 单位向量 \mathbf{V}_M 则是 \mathbf{B} 的次特征值 λ_2 对应的特征向量 \mathbf{v}_2 。

令 $\mathbf{A} = [\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2] \in R^{m \times 2}$, 对 \mathbf{A} 进行奇异值分解, 则存在正交矩阵 $\mathbf{V} \in R^{m \times m}$ 和 $\mathbf{U} \in R^{2 \times 2}$, 使得

$$\mathbf{A} = \mathbf{V} \mathbf{D} \mathbf{U}^T \quad (8)$$

其中

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} \mathbf{D}_1 \\ \mathbf{O} \end{bmatrix} \quad (9)$$

其中的 $\mathbf{D}_1 = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2)$,

令

$$\mathbf{V} = [\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_m] \quad (10)$$

$$\mathbf{U} = [\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2] \quad (11)$$

利用 \mathbf{V} 和 \mathbf{U} 各列的正交性, 可以得到

$$\mathbf{A} = \lambda_1 \mathbf{v}_1 \mathbf{u}_1^T + \lambda_2 \mathbf{v}_2 \mathbf{u}_2^T \quad (12)$$

$$\mathbf{B} = \mathbf{X}_1 \mathbf{X}_1^T + \mathbf{X}_2 \mathbf{X}_2^T = \mathbf{A} \mathbf{A}^T = \mathbf{V} \mathbf{D} \mathbf{D}^T \mathbf{V}^T \quad (13)$$

\mathbf{X}_{1P} 为

$$\mathbf{X}_{1P} = \|\mathbf{X}_1\| \frac{\langle \mathbf{X}_1, \mathbf{v}_1 \rangle}{\|\mathbf{X}_1\| \|\mathbf{v}_1\|} \mathbf{v}_1 = \mathbf{v}_1 \mathbf{v}_1^T \mathbf{X}_1 \quad (14)$$

\mathbf{X}_{2P} 为

$$\mathbf{X}_{2P} = \|\mathbf{X}_2\| \frac{\langle \mathbf{X}_2, \mathbf{v}_1 \rangle}{\|\mathbf{X}_2\| \|\mathbf{v}_1\|} \mathbf{v}_1 = \mathbf{v}_1 \mathbf{v}_1^T \mathbf{X}_2 \quad (15)$$

同理 $\mathbf{X}_{1M}, \mathbf{X}_{2M}$ 为

$$\mathbf{X}_{1M} = \mathbf{v}_2 \mathbf{v}_2^T \mathbf{X}_1 \quad (16)$$

$$\mathbf{X}_{2M} = \mathbf{v}_2 \mathbf{v}_2^T \mathbf{X}_2 \quad (17)$$

则

$$[\mathbf{X}_{1P}, \mathbf{X}_{2P}] = \mathbf{v}_1 \mathbf{v}_1^T \mathbf{A} \quad (18)$$

将式(6)代入式(12), 得到

$$[\mathbf{X}_{1P}, \mathbf{X}_{2P}] = \mathbf{v}_1 \mathbf{v}_1^T (\lambda_1 \mathbf{v}_1 \mathbf{u}_1^T + \lambda_2 \mathbf{v}_2 \mathbf{u}_2^T) = \lambda_1 \mathbf{v}_1 \mathbf{u}_1^T \quad (19)$$

同理

$$[\mathbf{X}_{1M}, \mathbf{X}_{2M}] = \lambda_2 \mathbf{v}_2 \mathbf{u}_2^T \quad (20)$$

再通过式(6)就得到 $\Delta \mathbf{X}$ 在 \mathbf{v}_2 方向的投影 $\Delta \mathbf{X}_M$ 。

3 算法的高效实现

如果两幅图像的大小都是 512×512 , 那么 $\mathbf{B} = \mathbf{A} \mathbf{A}^T$ 的大小是 $512^2 \times 512^2$ 。对如此大的一个矩阵进行奇异值分解得到 $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2$, 进而得到 $\Delta \mathbf{X}_M$, 其计算量显然是非常的大, 比较难以实现。本文提出了计算 $\Delta \mathbf{X}_M$ 的快速方法。

令

$$\mathbf{G} = \mathbf{A}^T \mathbf{A} = \mathbf{U} \mathbf{D}^T \mathbf{D} \mathbf{U} \quad (21)$$

$$\mathbf{A} \mathbf{u}_1 \mathbf{u}_1^T = (\lambda_1 \mathbf{v}_1 \mathbf{u}_1^T + \lambda_2 \mathbf{v}_2 \mathbf{u}_2^T) \mathbf{u}_1 \mathbf{u}_1^T = \lambda_1 \mathbf{v}_1 \mathbf{u}_1^T \quad (22)$$

$$\mathbf{A} \mathbf{u}_2 \mathbf{u}_2^T = (\lambda_1 \mathbf{v}_1 \mathbf{u}_1^T + \lambda_2 \mathbf{v}_2 \mathbf{u}_2^T) \mathbf{u}_2 \mathbf{u}_2^T = \lambda_2 \mathbf{v}_2 \mathbf{u}_2^T \quad (23)$$

比较式(19), 式(22)和式(20), 式(23), 可以看到

$$[\mathbf{X}_{1P}, \mathbf{X}_{2P}] = \mathbf{A} \mathbf{u}_1 \mathbf{u}_1^T \quad (24)$$

$$[\mathbf{X}_{1M}, \mathbf{X}_{2M}] = \mathbf{A} \mathbf{u}_2 \mathbf{u}_2^T \quad (25)$$

再通过式(6)就得到 $\Delta \mathbf{X}$ 在 \mathbf{v}_2 方向的投影 $\Delta \mathbf{X}_M$ 。用这个方法计算 $\Delta \mathbf{X}_M$, 由原来需要对 $512^2 \times 512^2$ 维的矩阵 \mathbf{B} 进行特征值分解, 变为只需要计算 2×2 矩阵 \mathbf{G} 的特征向量, 计算量急剧的减少, 能够快速地计算 $\Delta \mathbf{X}_M$ 。

在 Qiu 等人提出的分块主分量分析法^[2]中, 矩阵 \mathbf{G} 采用 \mathbf{X}_1 和 \mathbf{X}_2 的协方差矩阵, 在本文第 4 节中可以看到其检测效果要比本文算法差一些。

本文利用主分量分析法对已经完成了几何校准和匹配的两幅 SAR 图像进行变化检测实验的整个过程如图 3 所示。

第 1 步 对两幅 SAR 图像进行滤波。滤波采用 Lee 滤波器。

第 2 步 将两幅 SAR 图像按行进行向量化, 将两个图像向量组成矩阵 \mathbf{A} 。

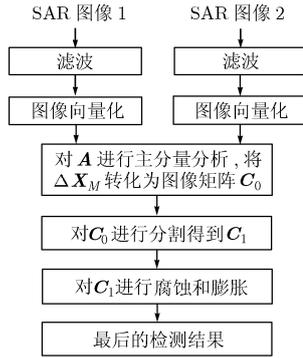


图3 算法流程图

第3步 对 A 进行主分量分析。得到两向量差值 ΔX 在次方向 V_M 的投影 ΔX_M , 将向量 ΔX_M 还原为图像矩阵 C_0 。

第4步 对矩阵 C_0 进行分割。设定两个门限 T_1 和 T_2 , ($T_1 < 0 < T_2$), 像素值在 T_1 和 T_2 之间的像素为两图像未发生变化的部分, 其余的为发生变化的部分, 从而得到分割图 C_1 。

最后, 对分割图 C_1 进行腐蚀和膨胀处理, 得到最后的变化检测结果。

4 实验结果与分析

实验所用的图像是1999年8月14日和1999年8月24日某地的SAR图像, 图像大小为512×512。由于洪水退去, 河中的沙洲显现出来, 表现为两幅图像的变化^[3]。

对这两幅图像, $|1 - r| = 0.0296$ 。实验中, Lee滤波的滑动窗口大小是7×7, 对矩阵 C_0 进行分割的阈值 $T_1 = -60$, $T_2 = 46$, 腐蚀的窗口选5×5, 膨胀的窗口选3×3。

作为比较, 对这两幅SAR图像本文采用对数比方法^[4]和文献[2]提出的分块主分量分析法也进行了实验。对数比图像定义为

$$I_{\log\text{-ratio}}(i, j) = \log \left(\frac{\sum_{(k,l) \in V_{ij}} M_2(k, l)}{\sum_{(k,l) \in V_{ij}} M_1(k, l)} \right)$$

其中 V_{ij} 是像素 (i, j) 周围窗大小为 W 的邻域像素^[5]。实验中 $W = 7$, 最佳检测门限 $T = 0.64$ 。分块主分量分析法将图像向量平均分为两块。

图4和图5分别是基准图(洪水到来时的图像)和待检测图(洪水退去后的图像), 图6和图7则是主、次分量图像。图8是两图之间实际的变化图像, 图9是本文算法最后的检测结果, 图10则是对数比值法的检测结果, 图11为分块主分量分析法的检测结果。

对多对SAR图像分别按对数比方法、分块主分量分析法和本文算法进行实验, 可以得到不同的图像变化能量比值所对应的检测性能曲线, 如图12所示。

由表1和图12可以看出, 本文提出的SAR图像变化检测

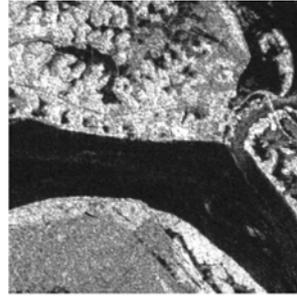


图4 基准图

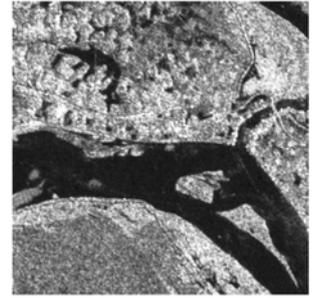


图5 待检测图

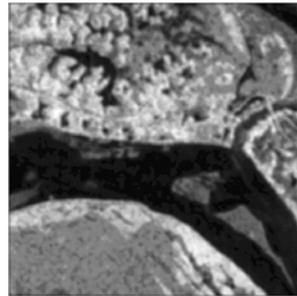


图6 主分量图像

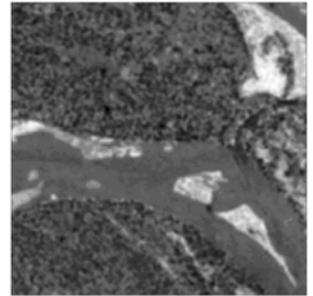


图7 次分量图像

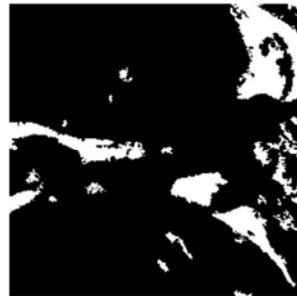


图8 实际变化图像



图9 本文算法检测结果



图10 对数比值法检测结果



图11 分块 PCA 法检测结果

算法的检测性能明显比对数比法的检测性能要好, 由于分块主分量分析法没有考虑两图像向量能量之间的关系, 所以检测性能也较本文的算法稍差。这表明, 本文算法确实可以有效减少SAR图像相干斑噪声的对检测的不利影响, 从而提高变化检测的精度。从图12还可以看到, 在检测错误率不超过4%的情况下, 对数比值法、分块主分量分析法允许的两图像最大变化能量比分别是0.053、0.058, 而本文算法的两图

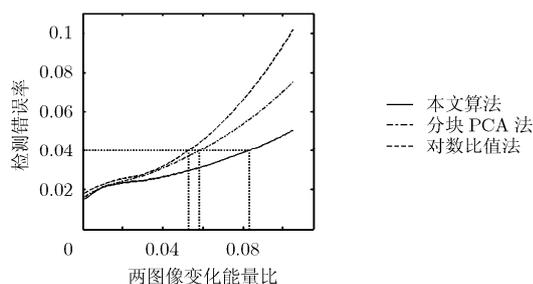


图12 各算法检测性能曲线

表1 各算法检测性能对比

算法	虚警个数	漏检个数	总错检个数
对数比值法	3000	4238	7238
分块PCA法	2587	4493	7080
本文算法	2614	3893	6507

像最大变化能量比可以达到0.083,即本文算法具有较大的适用范围。

5 结束语

本文将奇异值分解原理和图像形态学应用于 SAR 图像的变化检测领域,提出了一种新的 SAR 图像变化检测算法。实验结果证实,该方法能有效抑制 SAR 图像相干斑噪声的影响,对不同时段 SAR 图像的强度一致性没有严格的要求,适合于变化区域较大的 SAR 图像变化检测,比分块主分量分析法和对数比值法适用范围更广,且具有较好的算法稳健性,能取得很好的检测效果。

参考文献

- [1] 黄勇, 王建国, 黄顺吉. 基于图像分割的SAR图像变化检测算法及实现. 信号处理, 2005, 21(2): 149-152.
Huang Yong, Wang Jianguo, and Huang Shunji. SAR image change detection based on image segmentation. *Signal Processing*, 2005, 21(2): 149-152.
- [2] Qiu B, Prinnet V, Perrier E, and Monga O. Multi-block PCA method for image change detection. Proceedings of the 12th International Conference on Image Analysis and Processing, Mantova, Italy, 17-19 Sept, 2003: 385-390.
- [3] Zhang Shiqing and Lu Hanqing. Learning texture classifier for flooded region detection in SAR images. International Conference on Computer Graphics, Imaging and Vision: New Trends, Beijing, China, 26-29 July, 2005: 93-98.
- [4] Bazi Y, Bruzzone L, and Melgani F. Automatic identification of the number and values of decision thresholds in the log-ratio image for change detection in SAR images. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2006, 3(3): 349-353.
- [5] Carincotte C, Derrode S, and Bourenmane S. Unsupervised change detection on SAR images using fuzzy hidden markov chains. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2006, 44(2): 432-441.

张 辉: 男, 1982年生, 硕士, 研究方向为SAR图像变化检测。

王建国: 男, 1954年生, 教授, 主要从事SAR系统、成像和SAR图像处理等方向的研究工作。